Рубежный контроль №1 Студент: Попов М.Ю. Группа: ИУ5-25М

Вариант 10

Задача №10

Для набора данных проведите устранение пропусков для одного (произвольного) категори ального признака с использованием метода заполнения наиболее распространенным знач ением.

Задача №30

Для набора данных проведите удаление повторяющихся признаков.

Импортируем библиотеки

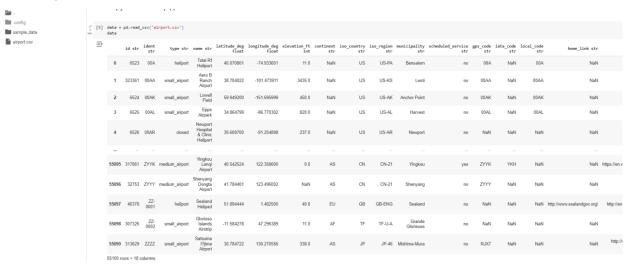
```
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
import numpy as np
from sklearn.impute import MissingIndicator, SimpleImputer
import seaborn as sns

def plot_hist_diff(old_ds, new_ds, cols):
"""

Разница между распределениями до и после устранения пропусков
"""

for c in cols:
    fig = plt.figure()
    ax = fig.add_subplot(111)
    ax.title.set_text('Поле - ' + str(c))
    old_ds[c].hist(bins=50, ax=ax, density=True, color='green')
    new_ds[c].hist(bins=50, ax=ax, color='blue', density=True, alpha=0.5)
    plt.show()
```

Загружаем набор данных



В качестве исходных данных был выбран набор данных 'airport.csv'. В нём некоторые признаки содержат пропуски:

```
[6] # Колонки с пропусками
      data_na = [c for c in data.columns if data[c].isnull().sum() > 0]
      data na

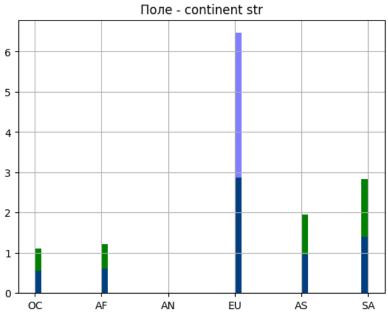
→ ['elevation ft int',
        'continent str',
        'iso_country str'
        'municipality str',
        'gps_code str',
        'iata code str',
        'local_code str',
        'home_link str',
        'wikipedia_link str',
        'keywords str']
 # Доля (процент) пропусков
      [(c, data[c].isnull().mean()) for c in data_na]
 [('elevation_ft int', 0.12548094373865698),
       ('continent str', 0.5038112522686026),
        ('iso_country str', 0.004482758620689655),
('municipality str', 0.10266787658802178),
       ('gps_code str', 0.255989110707804),
('iata_code str', 0.8333756805807623),
('local_code str', 0.47778584392014517),
        ('home_link str', 0.9454990925589837),
        ('wikipedia_link str', 0.8212704174228675),
        ('keywords str', 0.8294918330308529)]
```

Задание 1

Для устранения пропусков наиболее распространенным значением выберем категориальный признак аббривеатуры континента "continent str". Данные этого признака не являются главной информацией о полете и контенентов не так много, поэтому большиство стран находятся на одном континенте.

```
column_for_fill=['continent str']
changed_data_1 = data[column_for_fill].copy()
```

```
def impute column (dataset, column, strategy param, fill value param=None):
    Заполнение пропусков в одном признаке
    temp_data = dataset[[column]].values
   size = temp data.shape[0]
   indicator = MissingIndicator()
   mask missing values only = indicator.fit transform(temp data)
    imputer = SimpleImputer(strategy=strategy param,
                            fill value=fill value param)
   all data = imputer.fit_transform(temp_data)
   missed data = temp data[mask missing values only]
    filled data = all data[mask missing values only]
   return all data.reshape((size,)), filled data, missed data
elevation_new, _, _ = impute_column(changed_data_1, 'continent str',
'most frequent')
changed data 1['continent str'] = elevation new
plot hist diff(data, changed data 1, column for fill)
```



Задание 2

55100 rows × 17 columns

При визуализации части данных набора в начале первого задания была заметна схожесть значений признаков "gps_code str" и "ident str". Проверим, насколько они отличаются.

```
[13] gps_col= data['gps_code str'].copy()
    ident_col = data['ident str'].copy()

[14] mismatch = 0
    for i in range(len(data)):
        if (gps_col[i] != ident_col[i]):
            mismatch=mismatch+1
        1-mismatch/len(data)

        0.6993647912885663
```

Мы видим, что значения столбцов совпадают на 70 процентов. Причем 26% всех записей признака "gps_code str" просто пропущены. Можно предположить что они и составляют большую долю несовпадений. Эти наблюдения позволяют принять решение об удалении столбца "indent str"

<pre>changed_data_2 = data.drop(['ident str'], axis=1)</pre>														
	id str	type str	name str	latitude_deg float	longitude_deg float	elevation_ft int	continent str	iso_country str	iso_region str	municipality str	scheduled_service str	gps_code str	iata_code str	local_code str
0	6523	heliport	Total Rf Heliport	40.070801	-74.933601	11.0	NaN	US	US-PA	Bensalem	no	00A	NaN	00A
1	323361	small_airport	Aero B Ranch Airport	38.704022	-101.473911	3435.0	NaN	US	US-KS	Leoti	no	00AA	NaN	00AA
2	6524	small_airport	Lowell Field	59.949200	-151.695999	450.0	NaN	US	US-AK	Anchor Point	no	00AK	NaN	00AK
3	6525	small_airport	Epps Airpark	34.864799	-86.770302	820.0	NaN	US	US-AL	Harvest	no	00AL	NaN	00AL
4	6526	closed	Newport Hospital & Clinic Heliport	35.608700	-91.254898	237.0	NaN	US	US-AR	Newport	no	NaN	NaN	NaN
55095	317861	medium_airport	Yingkou Lanqi Airport	40.542524	122.358600	0.0	AS	CN	CN-21	Yingkou	yes	ZYYK	YKH	NaN
55096	32753	medium_airport	Shenyang Dongta Airport	41.784401	123.496002	NaN	AS	CN	CN-21	Shenyang	no	ZYYY	NaN	NaN
55097	46378	heliport	Sealand Helipad	51.894444	1.482500	40.0	EU	GB	GB-ENG	Sealand	no	NaN	NaN	NaN
55098	307326	small_airport	Glorioso Islands Airstrip	-11.584278	47.296389	11.0	AF	TF	TF-U-A	Grande Glorieuse	no	NaN	NaN	NaN
55099	313629	small_airport	Satsuma I?jima Airport	30.784722	130.270556	338.0	AS	JP	JP-46	Mishima-Mura	no	RJX7	NaN	NaN